

一种基于模糊 C 均值的图像超像素分割方法

王 昭¹, 娄 昊², 范九伦¹

(1 西安邮电大学 通信与信息工程学院, 陕西 西安 710061; 2 武警工程大学 信息工程系, 陕西 西安 710086)

摘 要: 在分析现有图像分割算法基础上, 提出一种基于超像素的模糊 C 均值分割算法. 首先利用像素间灰度和距离定义像素间相似度, 从而循环迭代出图像的超像素; 然后进一步提取每个超像素的小波能量特征并利用模糊 C 均值算法对该特征进行聚类. 大量实验表明, 提出的图像分割算法对噪声有一定稳健性, 分割准确率高, 并能有效抑制孤立点的影响.

关键词: 像素相似度; 超像素; 模糊 C 均值; 图像分割

中图分类号: TP 391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)10-0018-04

Fuzzy C-Means Clustering Algorithm with Superpixel for Image Segmentation

WANG Zhao¹, LOU Hao², FAN Jiu-lun¹

(1 School of Telecommunications & Information Engineering, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710061, China; 2 Department of Information Engineering, Engineering University of CAPF, Xi'an 710086, China)

Abstract: Based on the analysis of common segmentation methods, a fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm with superpixel is proposed in this paper. Firstly, a kind of pixel similarity considering intensity and distance is defined and the image superpixels are generated. After that, the wavelet energy features are extracted from the superpixels, which are clustered by FCM. The experimental results demonstrate that the proposed method is robust to noise and isolated pixels, which can improve the segmentation accuracy.

Key words: pixel similarity; superpixel; fuzzy C-means; image segmentation

1 引言

图像分割是计算机视觉理解的基础, 在很多领域得到了应用, 目前图像分割的主要研究内容有: 建立有效的分割算法, 降低分割算法的复杂度, 提高分割算法的抗噪性和通用性等^[1]. 由于分割模型的不同, 各种分割方法具有不同的优缺点. 目前, 具有代表性的图像分割方法主要有: 阈值分割法、边缘检测分割法、基于聚类的分割法和基于神经网络等特定理论的分割方法等^[2-5].

前面三种类型的分割算法都是像素级分割, 也就是在像素层面利用灰度、颜色等信息进行分割, 这种方法对噪声比较敏感, 容易产生大量的分割孤立

点, 同时分割边缘也难以精确.

近年来, 超像素算法倍受关注, 基于超像素的图像处理, 不仅能有效减少噪声和孤立点影响, 同时能提高处理效率^[6]. 目前超像素生成算法有很多, 其中Turbopixel能得到比较好的结果, 但计算复杂度高, 算法比较耗时^[7]. 针对上述问题, 本文提出一种基于超像素的模糊 C 均值分割算法.

2 超像素算法

本文中的超像素是基于像素灰度和距离并通过循环迭代聚类得到, 也就是在图像的 $[I, X, Y]$ 空间中进行的, 其中 I 为图像灰度, X, Y 为像素位置. 为了能使邻域内像素有效聚类并生成超像素, 我们必

收稿日期: 2013-12-27; 修回日期: 2014-02-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61102095); 陕西省教育厅专项科研计划(11JK1008)

须定义一种合理的像素相似度,该相似度不仅要考虑像素的灰度相似性,同时还要考虑像素距离上的相关性。

2.1 像素相似度

欧氏距离是在模式识别和纹理分类中应用广泛的一种距离测度,常用来衡量两个样本间的相似程度.在实际应用中,常采用标准的高斯核函数将欧氏距离映射到取值在 $[0,1]$ 之间的相似性测度上^[8].本文采用欧氏距离和高斯核函数来衡量像素的灰度和距离相关性.针对两个像素 N_i 和 N_j ,定义灰度相似度如下:

$$S_I(i, j) = \exp(-||I_i - I_j||/2) \quad (1)$$

式中, I_i 和 I_j 分别为 N_i 和 N_j 的像素灰度值. 像素 N_i 和 N_j 的位置距离同样根据欧氏距离计算得到:

$$d_{XY}(i, j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

式中, x_i, y_i, x_j, y_j 分别为像素 N_i 和 N_j 的坐标值. 利用标准高斯核函数将位置距离映射到位置相似度如下:

$$S_{XY}(i, j) = \exp(-d_{XY}^2(i, j)/2) \quad (3)$$

灰度相似度和距离相似度对超像素生成同等重要,如果图像含有丰富的结构和细节信息,那么灰度相似度将起到主要作用. 而如果图像含有大量的均质区域,那么距离相似度则更为重要,因为这样生成的超像素将更加规则. 因此需要引入一个参数 λ 来调节两个相似度之间的关系,基于此,本文定义像素相似度如下:

$$S(i, j) = S_I(i, j) + \lambda \cdot S_{XY}(i, j) \quad (4)$$

在实际应用中,参数 λ 的值需要根据具体图像而定.

2.2 超像素生成策略

本文的超像素生成算法是在图像的每一个网格及其搜索区域中单独进行的,如图1所示. 假设 $I = \{I(m, n) | (m, n) \in S\}$ 表示待处理的图像,其中 $S = \{(m, n) | 1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N\}$, M, N 为图像的高和宽. 算法首先按照从上到下,从左到右的顺序将图像 I 网格化,也即是将其分成大小一致的 $m' \times n'$ 个网格,其中

$$m' = \frac{M}{regionSize}, \quad n' = \frac{N}{regionSize} \quad (5)$$

式中, $regionSize$ 为事先设定的网格宽度.

在图1中,标记为0~8的点代表不同的网格中心,也即是超像素的聚类中心,每个聚类中心都有其相应的搜索区域,大小为 $2regionSize \times 2regionSize$. 采用这一搜索区域一方面可以最大限度地减少搜索耗时,避免每个聚类中心都要搜索整

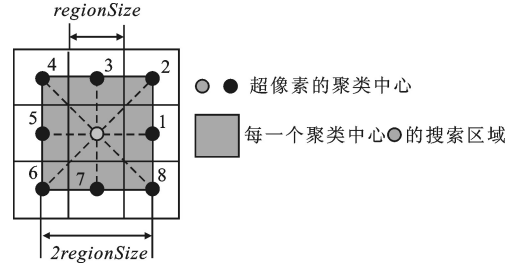


图1 超像素聚类中心及搜索区域

幅图像,同时又能减少搜索过程中像素遗失,也就是说对聚类中心0来说,其最理想的搜索区域边界也即是其周围相邻的聚类中心所在位置. 对图像中每个像素点来说,它都会落到周围几个聚类网格的搜索区域中,算法通过计算该像素与相应网格聚类中心的像素相似度从而将其分配到以该网格为中心的超像素区域中并同时更新网格聚类中心,这一过程类似K均值迭代算法,通过设定迭代阈值或迭代次数使得算法迭代终止从而得到最终的超像素. 本文的超像素生成算法伪代码如下:

Initialize: 设定算法最大迭代次数 $maxIter$. 初始化每个像素的 $label$ 值,即 $l(i) = -1$.

while $iter \leq maxIter$

Start: for 对每个像素 N_i

Initialize: 设定最大相似度 $maxSimilarity = 0$.

for 搜索区域覆盖像素 N_i 的每一个网格中心 N_j

利用式(4)计算像素 N_i 和 N_j 的相似度 $S(i, j)$;

if $maxSimilarity < S(i, j)$

$maxSimilarity = S(i, j)$;

$l(i) = j$;

$iter = iter + 1$;

End

3 超像素特征提取与FCM聚类

3.1 超像素小波能量特征矢量提取

二维小波分解可以在 x 方向和 y 方向上分别处理. 一幅图像可以在每个尺度上被分解为四个通道,分别为 LL, HL, LH 和 HH ,代表图像低频、水平、垂直和对角方向的细节信息. 每个通道上的小波系数能量代表着图像空间和频率的主要信息,因此可以作为图像纹理分析的特征^[9]. 一般来讲,在多分辨率分析中,二级或者多级小波分解要优于一级小波分解,本文即是对超像素进行二级小波分解从而提取出能量特征矢量. 每个通道上的小波系数能量计算如下:

$$e = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |x(m, n)| \quad (6)$$

式中, M, N 为系数矩阵大小, $x(m, n)$ 为在 (m, n) 处小波系数值. 图像经过二级小波分解之后, 我们可以得到 $3 \times 2 + 1$ 维的特征矢量 $(e_1, e_2, e_3, \dots, e_7)$.

3.2 特征矢量的 FCM 聚类

在得到每个超像素的小波分解特征矢量之后, 本文通过模糊 C 均值聚类算法 (FCM) 对这些特征矢量进行聚类, 就可以得到每个超像素类别. 将该超像素类别赋予该超像素中所有像素上, 就得到整幅图像的分割结果图. 这样得到的分割结果孤立点少, 对图像噪声影响也比较小.

FCM 算法是一种经典聚类算法, 假设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是图像所有超像素的小波分解特征矢量, n 为图像超像素个数, 其中 x_i 为第 i 个超像素的 7 维特征矢量. 将所有超像素划分为 c 个区域, 区域聚类中心表示为 $v = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$. $u = \{u_{ik}\}$ 是隶属度矩阵, u_{ik} 表示 x_k 属于第 i 类的隶属度. FCM 算法通过最小化目标函数值来获得数据样本的最优划分, 也即是寻求合适的隶属度和聚类中心, 使得目标函数最小. FCM 目标函数表达式为

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d(x_k, v_i) \quad (7)$$

式中, 目标函数 $J(U, V)$ 反映图像区域的紧致程度, 值越小表示聚类效果越好. m 是隶属度的模糊加权指数, 决定了聚类结果的模糊程度, 一般典型值取 $m = 2$. $d(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2$ 表示 x_k 到聚类中心 v_i 的欧氏距离. 式 (7) 满足如下约束条件:

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \quad u_{ik} \in [0, 1] \quad (8)$$

在此约束条件下, 利用拉格朗日乘子法优化目标函数, 求目标函数关于隶属度 u_{ik} 和聚类中心 v_i 的偏导数, 并令导数为零, 求得隶属度和聚类中心迭代更新表达式为

$$u_{ik} = 1 / \sum_{j=1}^c (d_{ik} / d_{jk})^{2/(m-1)} \quad (9)$$

通过设置迭代条件 $|v_i - v_{i-1}| < \epsilon$ 使得迭代终止, 从而得到最终的隶属度矩阵. FCM 对超像素特征矢量迭代聚类算法流程如下:

Step 1: 确定聚类中心个数 c , 隶属度模糊参 $m = 2$, 迭代终止条件 $\epsilon = 0.01$;

Step 2: 初始化模糊隶属度矩阵;

Step 3: 根据式更新模糊隶属度矩阵;

Step 4: 根据式更新聚类中心;

Step 5: 如果 $|v_i - v_{i-1}| < \epsilon$, 则算法终止.

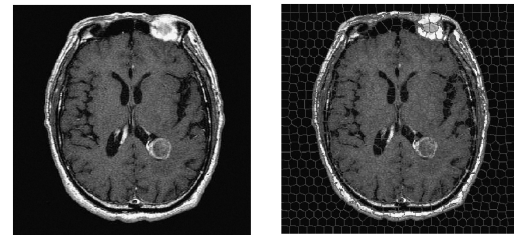
Step 6: 根据得到的最终隶属度矩阵给超像素中的每一个子像素赋予相应类别值, 从而得到最终的图像分割结果.

4 实验结果与分析

为了充分验证本文提出的基于超像素图像分割算法的有效性, 将对无噪声以及噪声图像开展实验验证并结合其他图像分割算法进行对比.

4.1 算法参数讨论及无噪声图像分割结果

本实验采用的图像大小为 396×405 , 为脑部的医学 MRI 图像, 成像清晰, 如图 2(a) 所示. 图 3 所示为超像素生成算法在不同的 $regionSize$ 和 λ 下其边界回召率, 从图 3 可以看出, $regionSize$ 对边界回召率的影响是很大的, 这个参数的确定是由图像细节程度决定的, 不能太大也不能太小. 由图 3 可知, $\lambda = 2$, $regionSize = 17$ 时能得到最好的边界回召率, 此时的超像素是最理想的, 图 4(a) 即为此参数条件下超像素分割结果.



(a) 原始无噪声脑部 MRI 图像 (b) 超像素生成结果

图 2 无噪声图像及其超像素生成结果

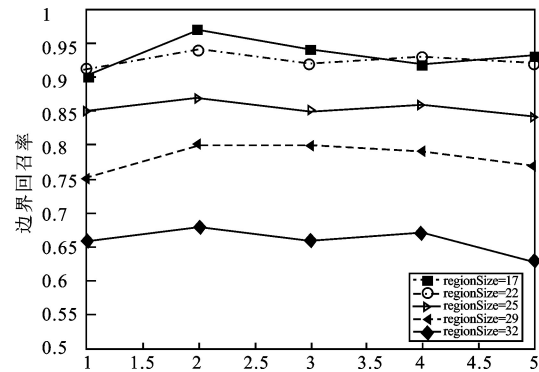


图 3 不同参数条件下生成的超像素边界回召率

本文采用分割准确率 (segmentation accuracy, SA) 这一指标^[10], 定义如下:

$$SA = \frac{\sum_{i=1}^c \frac{A_i \cap C_i}{\sum_{j=1}^c C_j}}{\sum_{j=1}^c C_j} \quad (10)$$

式中, c 为要分割的类别数, A_i 为由分割算法得到的属于第 i 类的像素集合; C_j 为参考图像中, 也即是原

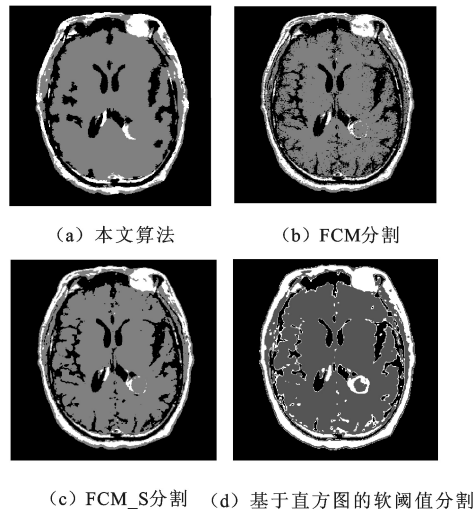


图4 不同算法分割结果

始图像中属于第 j 类的像素集合.

由表1可以看出,本文方法得到的分割结果孤立点少,分割准确率高.本文方法可以有效抑制分割过程中的孤立点影响.

表1 不同分割算法对无噪声图像的分割精度 %

	本文方法	FCM	FCM_S	基于直方图 的软阈值分割
SA	97.2	92.5	96.7	94.3

4.2 噪声图像分割结果

本节将讨论算法对含噪声图像的分割结果,仍然采用4.1节中的脑部MRI图像,添加椒盐噪声,噪声方差均为0.05,本文算法和其他三种对比算法的参数与4.1节保持一致,图5所示为不同算法对添加高斯噪声的图像分割结果,表2所示为对应的分割精度.

表2 不同分割算法对含椒盐噪声图像的分割精度 %

	本文方法	FCM分割	FCM_S分割	基于直方图 的软阈值分割
SA	96.4	87.8	93.4	95.1

从表2可以看出,本文方法得到的分割结果与无噪声原始图分割结果基本一致,孤立点少并且分割准确率高.本文方法对噪声图像分割是有效且稳健的.

4.3 算法复杂度分析

本文算法耗时主要在超像素生成和小波特征提取上,对前面实验所用的一幅 396×405 的无噪声脑部MRI图像,分割共需要5.06 s,而FCM和FCM_S分别需要2.32 s和2.76 s,基于直方图的软阈值分割效率比较高,只需要1.2 s.虽然本文算法和上述三种算法相比在时间复杂度上不占优势,但本文算法分割准确率高,并且能有效控制孤立点,对噪声

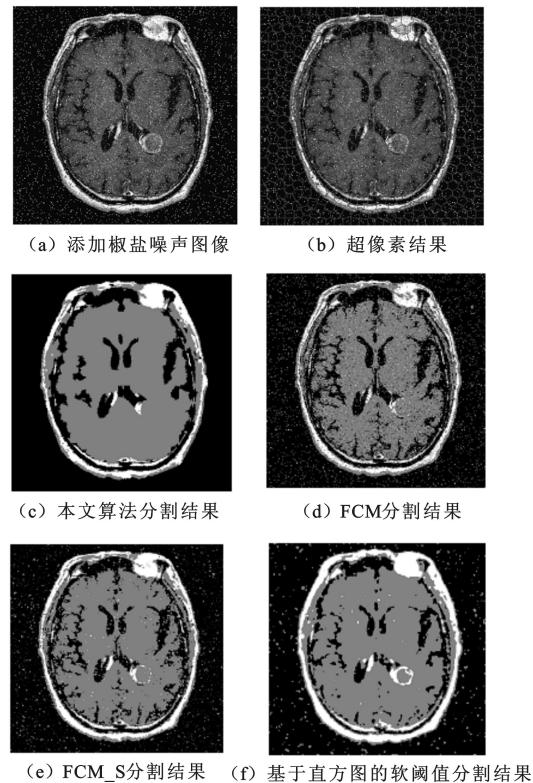


图5 不同算法对含椒盐噪声图像分割结果

图像分割也比较稳健,所以本文算法还是有优势的.

5 结束语

本文提出一种基于超像素的模糊C均值图像分割算法,本文提出的算法一方面能有效降低噪声影响,避免分割结果图中大量孤立点的存在,另一方面分割结果边缘保持性好,分割精度高.因此本文算法能有效应用在各种无噪和含噪图像分割中.本文算法时间复杂度比其他算法略高,这也是本文算法进一步优化的方向.

参考文献:

- [1] 张健. 基于聚类分析的图像分割方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2011.
- [2] 田云, 周明全, 段福庆. 一种鲁棒的非均匀灰度图像分割算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1401-1406.
- [3] 范朝冬, 欧阳红林, 张英杰. 基于小概率策略的Otsu图像分割方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(9): 2081-2087.
- [4] Gong M, Liang Y. Fuzzy C-means clustering with local information and kernel metric for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 573-584.

(下转第27页)

管级的仿真验证、晶圆测试,以及辐照测试.这种方法具有普适性,适用于其他架构的 FPGA 的验证和测试,可以进行二次开发.由于布线资源的多样性和不完全规则性,对布线资源的测试覆盖率达到 80%,下一步将深入研究.

参考文献:

- [1] Renovell M, Portal J M, Faure P, et al. TOF: a tool for test pattern generation optimization of an FPGA application oriented test[C]// Ninth Asian Test Symposium. Taiwan: Taipei, 2000, 323.
- [2] Prabha Jairam, Fremont, Himanshu J Verma, et al. On-chip critical path test circuit and method and method[S]. USA, Alexandria VA: US patent office, Patent No. US 7525331B1, 2009.
- [3] Tassanee Payakapan, Lee Ni Chung, Shahin Toutouchil[S]. USA, Alexandria VA: US patent office, Built-inself test (BIST) technology for testing field programmable gate arrays (FPGAs) using partial reconfiguration, Patent No. US 7302625B1, 2007.
- [4] Yan Li, Stanley L Chen, Liang Chen, et al. Automated test bitstream generation for an SOI-Based FPGA [C]// 10th IEEE ICSICT proceedings part 3. China: Shanghai, 2010:1976.
- [5] 刘智斌,王伶俐,周学功,等.基于动态局部重配置的 FPGA 抗辐射模拟[J].计算机工程,2010,36(4): 218-221.
- [6] Betz V, Rose K, Marquardt A. Architecture and CAD for deep-submicron FPGAs[M]. Berlin: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [7] Renovell M, Portal J M, Figueras J, et al. RAM-Based FPGA's: a test approach for the configurable Logic [C]// Proc. DATE. UK: Cambridge, 1998: 82-88.
- [8] Renovell M, Portal J M, Figueras J, et al. Testing the configurable interconnect/logic interface of SRAM-based FPGAs[C]// Proceedings of the conference on Design, automation and test in Europe, Europe, 1999:122-es.
- [9] Lemieux G, Lewis D, Design and interconnection networks for programmable logic [M]. Boston, MA: Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [10] Liang Chen, Stanley L Chen, Yan Li, et al. Navigated place and route used in an SOI-Based FPGA implementation [C]// 2010 International Conference on Computer-aided Manufacturing and Design. China: Hongkong, 2010:1-2.

作者简介:



李 艳 女,(1981-),硕士,助理研究员.研究方向为 FPGA 架构和 CAD 的设计.

(上接第 21 页)

- [5] Ahmed M, Yamany S, Mohamed N, et al. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193-199.
- [6] Xiang D, Tang T, Zhao L, et al. Superpixel generating algorithm based on pixel intensity and location similarity for SAR image classification [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(6): 343-347.
- [7] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2281.
- [8] Feng H, Hou B, Gong M. SAR image despeckling based on local homogeneous-region segmentation by using pixel-relativity measurement [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(7): 2724-2737.
- [9] Tian X, Jiao L, Zhang X. A clustering algorithm with optimized multiscale spatial texture information: application to SAR image segmentation [J], International of Remote Sensing, 2013, 34(4): 1111-1126.
- [10] Li C, Huang R, Ding Z, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 2007-2016.

作者简介:



王 昭 女,(1987-),硕士研究生.研究方向为图像处理.



娄 昊 男,(1984-),博士研究生,讲师.研究方向为信号处理.

范九伦 男,(1964-),博士生导师,教授,CCF 高级会员.研究方向为模式识别、信息安全.